

Identificación de la madurez de enfermedades y plagas en cultivos de espárragos utilizando
redes neuronales

Julian Esteban Giraldo Moncada

Código 1088353252

Leandro Hurtado Salazar

Código 1004775466

Proyecto de aplicación

Director de proyecto

Ingeniero José Gilberto Vargas Cano

Universidad Tecnológica de Pereira

Facultad de Ingenierías,

Ingeniería de Sistemas y Computación

Pereira

2020

Contenido

1.	INTRODUCCIÓN	3
1.1	TÍTULO	3
1.2	PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	3
1.3	JUSTIFICACIÓN	5
1.4	OBJETIVO GENERAL	5
1.5	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	5
1.6	HIPÓTESIS	6
1.6.1	Unidades de análisis	6
1.6.2	Variables	6
1.6.3	Elementos lógicos	6
2.	MARCO REFERENCIAL	7
2.1	REDES NEURONALES	10
2.2	SISTEMAS EXPERTOS	11
2.3	INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA AGROINDUSTRIA	11
3.	DISEÑO METODOLÓGICO	12
3.1	MATERIALES	12
3.2	LIBRERÍAS Y HERRAMIENTAS	12
3.3	PROCEDIMIENTO	12
4.	CRONOGRAMA	14
5.	DESARROLLO DEL PROYECTO	15
5.1	FUNCIONAMIENTO DE LAS REDES NEURONALES	15
5.2	DEFINICIÓN DE LAS HERRAMIENTAS PARA EL DESARROLLO DE LA APLICACIÓN	16
5.3	SELECCIÓN DEL CASO DE PRUEBA ESPECÍFICO PARA LA APLICACIÓN	16
5.4	DECISIONES DE DESARROLLO RESPECTO AL CASO DE PRUEBA Y GENERALIDADES	17
5.5	DESARROLLO DE LA APLICACIÓN	17
6.	CONCLUSIONES	25
6.1	TRABAJO A FUTURO	26
7.	BIBLIOGRAFÍA	27

PROYECTO DE GRADO

1. INTRODUCCIÓN

Las plagas o enfermedades en los cultivos de espárragos implican una reducción en la producción o en su defecto la pérdida de ésta, por ello es importante que el agricultor a cargo del cultivo sepa detectar las afecciones de las plantas. Este proceso resulta tedioso y demorado, debido a que se pueden presentar dificultades al tratar de detectar y describir las anomalías que se pueden presentar, dando lugar a que la afección se pueda seguir desarrollando, produciendo variación en la evidencia para realizar tratamientos en corto tiempo. (Barrantes Angulo, C. J., & Vigo Portilla, L. A, 2015).

La implementación del clasificador por redes convolucionales es la base para brindar una herramienta al alcance de una persona agricultora, que le permita minimizar el tiempo y el costo de diagnóstico de plagas e infecciones en los espárragos. Se entiende que el diagnóstico manual es demorado, y esto afecta significativamente el horario laboral de los agricultores.

Ejecutando el clasificador de imágenes sobre un sistema experto, se puede determinar un tratamiento automático, reduciendo el margen de error durante el procedimiento de cura y dosificación de plaguicidas. La solución a este problema representa un aspecto de gran impacto para un sector de la agricultura de gran valor en la cadena alimenticia, así mismo puede mostrar una representatividad del espárrago como producto de exportación en Colombia, cómo lo es en países de Latinoamérica como Perú, y México.

1.1 TÍTULO

Identificación de la madurez de enfermedades y plagas en cultivos de espárragos utilizando redes neuronales

1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Los agricultores pueden encontrar problemas a la hora de determinar los tratamientos que se deben brindar a los cultivos de espárragos, debido a la diversidad de afecciones que este puede tener, y, por ende, a los diferentes estados que este puede padecer. Esta situación se genera debido a varias razones a contemplar:

- Resulta complejo o demorado determinar la gravedad de una enfermedad o plaga en un cultivo de espárragos
- Conocimiento impreciso de los síntomas que atacan o afectan al cultivo de espárragos

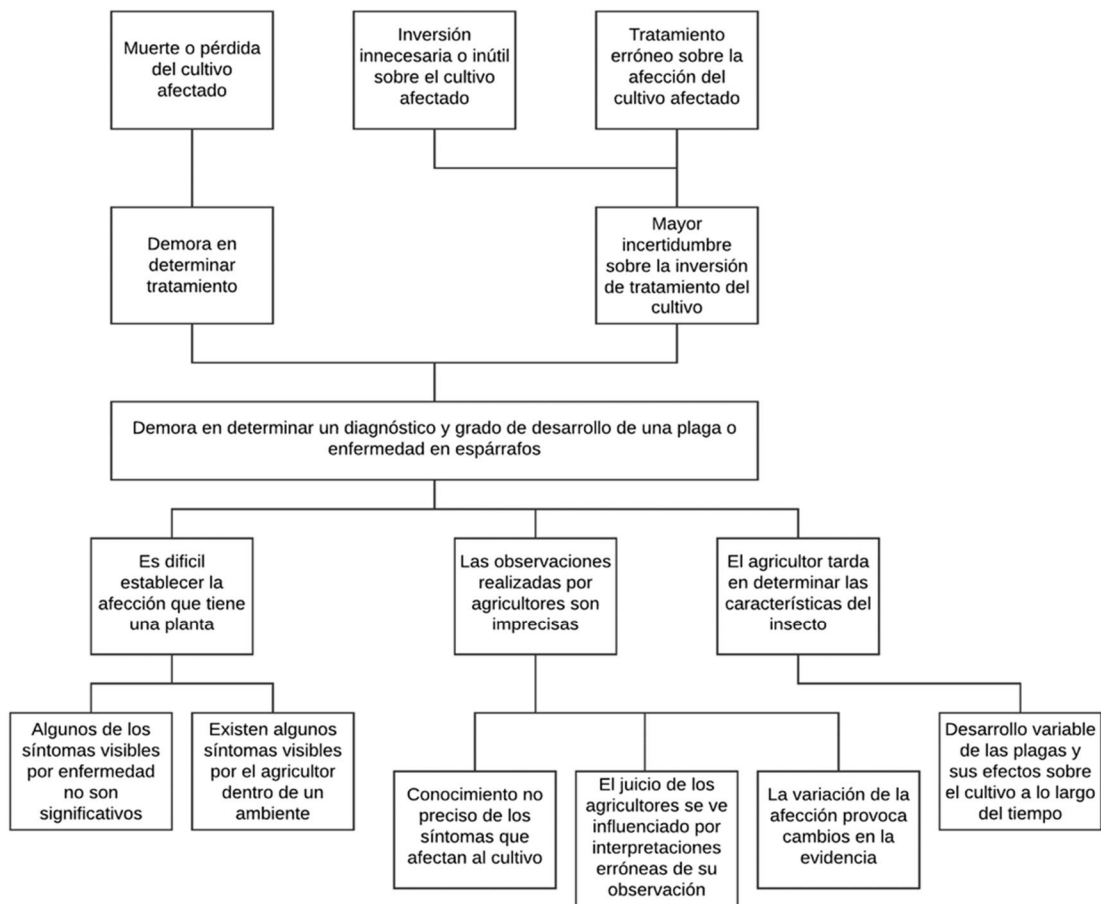


Figura 1. Factores del problema

Las razones mencionadas son producto de los síntomas visibles, a simple vista son escasos (Bula, H. D., Aramendiz, H., Salas, D., Vergara, W. E., & Villadiego, A. L., 2013), el agricultor puede tardar en determinar y describir las características de insectos presentes, y dicho tiempo da oportunidad a la afección de madurar o desarrollarse, lo cual produce una variación de la evidencia en la toma de los datos y síntomas (Barrantes Angulo, C. J., & Vigo Portilla, L. A., 2015).

Las interpretaciones pueden verse afectadas por la relación que hay entre la severidad de la plaga en conjunto con los agentes externos que interactúan con ella, lo que implica que establecer una correlación pueda verse comprometida con la variación en la evidencia (Marco, V. (2001)).

Sus causas secundarias comprenden la existencia de efectos de las afecciones superficiales, que hacen que pocos síntomas sean fácilmente perceptibles a detalle por el ojo humano, teniendo en cuenta el ambiente donde se desarrollan, así como el rápido crecimiento de la plaga o enfermedad en la planta, lo que disminuye el tiempo que debe tener el agricultor para detectar el malestar que ataca al cultivo.

La imprecisión de la observación en el diagnóstico plantea un problema en la medición de la severidad de una enfermedad, tomando como ejemplo la influencia de la sigatoka negra en el

plátano (Vargas-Jarquín, E., Alvarado-Moya, J. P., Muñoz, C., Umaña, D., Alarcon, T., Rodríguez, R., & Guevara, M. A. (2012)).

Este planteamiento permite realizar la pregunta: ¿Es posible construir un sistema utilizando redes neuronales como herramienta que ayude al agricultor a diagnosticar plagas y enfermedades en los cultivos de espárragos?

1.3 JUSTIFICACIÓN

Se busca implementar el sistema experto móvil, es decir, una aplicación móvil que funciona utilizando un sistema experto que se ejecuta en dispositivos con sistema operativo Android, con el fin de ofrecer una herramienta al agricultor para minimizar el tiempo que tarda en determinar el grado de avance de una afección y pensar en una solución o tratamiento, pudiendo disminuir pérdidas del cultivo y de dinero invertido o a invertir.

El sistema experto implantado sobre un dispositivo móvil facilita el uso de sus herramientas de hardware, como lo es la cámara fotográfica, para tomar captura visual de la planta (espárrago), y gracias a la capacidad de cómputo que traen estos dispositivos hoy en día, facilitan la clasificación de la imagen tomada para notificar al usuario el diagnóstico. De esa misma manera, es posible automatizar la provisión de una respuesta al agricultor (u otro usuario ajeno al tema) sobre qué tratamiento puede tomar, lo cual limita el margen de error al disminuir los posibles tratamientos hasta el recomendado.

Debido a que los miembros que proponen el proyecto tienen contacto con una productora de espárragos (Espárragos Sol Verde S.A.S), se les da a entender que el diagnóstico manual de afecciones por parte de los agricultores es demorado, y se busca poder disminuir el tiempo de diagnóstico sin afectar, en medida significativa, el horario laboral de los agricultores y su producción.

1.4 OBJETIVO GENERAL

Construir un sistema que permita reducir el tiempo invertido en determinar las afecciones y su maduración sobre cultivos de espárragos con base en un sistema de computación blanda basado en redes neuronales.

1.5 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Recolectar conjuntos de datos de afecciones en espárragos y sus grados de severidad.
2. Clasificar y etiquetar el conjunto de imágenes recolectado, con ayuda de un experto en enfermedades y plagas en espárragos, para ejecutar entrenamiento del sistema.
3. Elaborar un modelo computacional de clasificación centrado en la detección de afecciones que afecten el proceso de maduración de cultivos de espárragos

4. Implementar un sistema de diagnóstico y determinación de madurez y severidad de enfermedades y plagas en cultivos de espárragos, a partir de la aplicación del modelo computacional de clasificación sobre las muestras de conjuntos de datos.
5. Realización de pruebas predictivas a partir de los datos de entrenamiento y de datos de prueba generados sobre el conjunto de muestras obtenidas.
6. Validar la precisión, eficacia y eficiencia del proceso de clasificación implantado.

1.6 HIPÓTESIS

¿Es posible construir un sistema utilizando redes neuronales como herramienta que ayude al agricultor a diagnosticar plagas y enfermedades en los cultivos de espárragos?

Tomando como ejemplo el uso de aplicaciones móviles para diagnosticar enfermedades en cultivos de maíz, arroz o sandía, la construcción de un sistema que implemente visión artificial utilizando las herramientas de hardware (como cámara fotográfica) de un dispositivo móvil permite apoyar el proceso de identificación de plagas y enfermedades en cultivos de espárragos.

1.6.1 Unidades de análisis

Se tiene en cuenta el tipo de usuario (el agricultor) y el objetivo a usarse como prueba para el diagnóstico (la planta del espárrago afectada). De esta última, se extraen sus características visibles para poder encontrar detalles sobre los insectos o daños de las enfermedades.

1.6.2 Variables

Sistema basado en redes neuronales y sistemas expertos como herramienta de diagnóstico de afecciones sobre cultivos de espárragos. Su dependencia es el proceso de identificación de las plagas y enfermedades en el cultivo de espárragos afectado.

1.6.3 Elementos lógicos

Por medio de redes neuronales convolucionales se puede diseñar un sistema que permita relacionar características de imágenes especificadas por el usuario con su atributo etiquetado de clases en la clasificación de las imágenes de muestra para el entrenamiento. A su vez, se utilizan entradas de usuario que permiten identificar tratamientos de acuerdo a las condiciones ambientales que rodean el objeto de prueba.

2. MARCO REFERENCIAL

El presente trabajo se basó en la construcción de un sistema experto para el diagnóstico de plagas y enfermedades en los cultivos de berenjena en la región Caribe de Colombia, con el objetivo de ponerlo a disposición de los profesionales del agro dedicados a esta labor, y de esta manera facilitar el diagnóstico de plagas y enfermedades en este cultivo. El trabajo se realizó con una base de conocimiento la cual se adquirió mediante la participación de un experto en el área del Departamento de Ingeniería Agronómica y Desarrollo rural de la Universidad de Córdoba. Su construcción combina tecnologías tales como, swi-prolog, JAVA™, PostgreSQL y XML y fue desarrollado bajo los principios actuales de la Ingeniería del Software y soportado en un enfoque metodológico que garantiza confiabilidad y consistencia del sistema. El sistema experto es capaz de diagnosticar ocho (8) plagas y nueve (9) enfermedades de los cultivos de berenjena, por medio de dos módulos de inferencia, donde se tienen en cuenta los daños presentes en las diferentes partes de la planta, así como la presencia de algún tipo de insecto. Adicionalmente se debe ingresar a la estación climática, con el fin de dar un diagnóstico más certero (Bula, H. D., Aramendiz, H., Salas, D., Vergara, W. E., & Villadiego, A. L. (2013)).

Este trabajo resulta importante en el diseño metodológico del proyecto, debido a que este resultó en un sistema experto que sirvió como herramienta para detectar plagas en cultivos de berenjena. Además, es conveniente tener en cuenta que los análisis de los resultados se realizan en conjunto con agrónomos expertos. Se tiene en cuenta que el sistema experto debe ser adaptado a la aplicación móvil para ser fácil de usar, debe tener tiempos de respuesta cortos y debe cumplir con una cantidad de números de aciertos para ser aprobada.

El presente proyecto de tesis consiste en el desarrollo de un sistema experto móvil, cuyo objetivo es el diagnóstico y manejo integral de las plagas en el arroz. Para el desarrollo, primero se consultó a especialistas en el cultivo de arroz, de ellos se extrajo el conocimiento de los síntomas de cada plaga que afecta a los cultivos de arroz del Valle Jequetepeque y para el manejo integral se consultó al vademecum. Luego se utilizó la guía práctica de construcción de sistemas expertos y algunos diagramas UML orientado a un enfoque móvil. La programación está realizada en JQuery Mobile con Php, el cual tiene una manera sencilla de programación y además se puede utilizar en distintas plataformas; esto significa que se podrá utilizar en distintos dispositivos móviles con acceso a una conexión a internet, para el uso del sistema, se tendrá que seleccionar los síntomas uno por uno, y al término de realizar dichas acciones, el agricultor debe presionar el botón consultar, dando así el resultado del diagnóstico y manejo integral según los síntomas seleccionados,. Como resultado final, se obtuvo un sistema experto móvil que le ayudará al agricultor a tener un diagnóstico y manejo integral a tiempo (Barrantes Angulo, C. J., & Vigo Portilla, L. A. (2015)).

Este trabajo sirve como guía para el diseño e implementación del sistema experto y la aplicación móvil que lo contiene.

Los Sistemas Inteligentes, uno de los campos más importantes de la Inteligencia Artificial, han tomado mayor interés en los últimos años, no sólo en los profesionales de este rubro, sino también en los interesados que quieren que un Sistema Inteligente les ayude a solucionar sus problemas cotidianos. Entre ellos se encuentran el sector Agroindustrial, debido a que en este campo se presentan varias posibilidades y formas de utilizar un Sistema Inteligente para la mejora de cosechas, siembras y la detección de las diferentes plagas que afectan los cultivos. El siguiente trabajo de investigación tiene como objetivo determinar un modelado y desarrollo de un sistema inteligente orientado a la prevención, para realizar consultas acerca de las distintas plagas que

puede azotar los cultivos, de manera que se pueda hacer frente a éstas, y así mejorar la calidad de los sembríos (Montoya, J. U. (2016)).

El diseño de una interfaz de usuario fácil de utilizar para el sistema experto resulta beneficioso, debido a que los resultados proporcionados son mostrados en menos tiempo comparado con el trabajo manual. Esto mejora la productividad y evita mayor cantidad de daños sobre el cultivo afectado.

Los Sistemas Inteligentes, uno de los campos en que se divide la Inteligencia Artificial, han alcanzado un gran interés en los últimos cinco años entre los expertos de otras áreas no relacionados con la computación, como el sector agroindustria. Por lo cual, el presente informe de tesis busca ayudar al: Control integrado de plagas en el cultivo de arroz; el cual se lleva mediante la aplicación de productos químicos en las diferentes etapas del cultivo de arroz, realizando soluciones empíricas basadas en la experiencia sin tener en cuenta alguna norma técnica peruana; y el asesoramiento técnico para llevar acabo el debido control. Por medio del Sistema inteligente, se podrá obtener los diferentes controles que existen para la plaga; realizando un proceso sistemático y eficiente. Para el desarrollo del sistema inteligente, se debe tomar en cuenta algunas técnicas de procesamiento de imágenes necesaria para realizar el reconocimiento y clasificación de las imágenes; estas técnicas incluyen la extracción de formas y la creación de descriptores. Los resultados obtenidos en el desarrollo del sistema inteligente son de ayuda para el control integrado de plagas en el cultivo de arroz, con la confiabilidad del experto en el cultivo de arroz. Para concluir, la investigación sienta las bases para que futuros investigadores tengan una referencia y puedan incursionar en este tipo de investigaciones para el desarrollo económico, tecnológico y social del país (Piscocoya Verona, J. E. (2014)).

Este trabajo permite a los diseñadores del sistema experto móvil contemplar la capacidad que puede tener el sistema experto desde el diseño para no solo realizar el diagnóstico, sino también para realizar recomendaciones en el tratamiento de la afección detectada sobre los cultivos.

La comunidad de agricultores sembradores de Sandía, cada día se enfrentan a mayores retos que implican el manejo de enormes volúmenes de datos que crecen de manera exponencial en tamaño y complejidad, es así como uno de los problemas en los cultivos es la correcta identificación y suministración de agroquímicos que se les provee a las plagas o enfermedades en el cultivo de Sandía. La identificación hasta hoy se realiza de forma visual por los agricultores siendo una limitante en cuanto al correcto reconocimiento de la plaga o enfermedad y por consecuencia la utilización de un agroquímico incorrecto. Este proyecto desarrolló una aplicación móvil para identificar y brindar el agroquímico correcto para las plagas o enfermedades del cultivo de Sandía en el distrito de Ferreñafe. Utilizando características consecuentes del agente hospedante en el cultivo de sandía y los algoritmos de la inteligencia artificial, se pretende hallar patrones relevantes en las imágenes de forma rápida y confiable. El software realizará una búsqueda en los repositorios de datos previamente registrados, una vez capturada la imagen, esta se procesará en busca de patrones que los compare e identifique. Así mismo se realizará un análisis interno para identificar qué tipo de plaga enfermedad está atacando el cultivo de sandía. Esto apoyará a los agricultores a la correcta identificación de plagas o enfermedades con la intención de suministrar el agroquímico correcto (Ferreñan, P., & Enrique, J. (2019)).

Es necesario realizar una clasificación del tipo de cultivo a tratar (a consultar con un experto), y a partir de dicha información se deben buscar las enfermedades y plagas más comunes o recurrentes en la planta de objeto. La base datos de conocimiento y de tratamiento debe mantenerse actualizada, al menos en la fase de diseño del sistema.

En este trabajo se presentan los resultados obtenidos en el reconocimiento de plagas utilizando la visión de máquina por computador como elemento de diagnóstico. La captura de las imágenes se

realizó por medio de un agente robótico aéreo (drone) equipado con una cámara, lo que permitió capturar las imágenes del estado de las hojas de un cultivo de la planta conocida como 'flor de azúcar' (Begonia semperflorens). Estas imágenes fueron procesadas utilizando técnicas de visión de máquina con el fin de identificar el posible ataque de plagas en el cultivo. Las técnicas utilizadas corresponden a filtros morfológicos, difuminado gaussiano y filtrado HSL. Como resultado principal de este trabajo se detectaron perforaciones de hojas ocasionadas por el ataque de plagas, específicamente babosas, caracoles, arañas rojas y minadoras (Flórez, C. A. C., Hurtado, D. A., & Sandoval, O. L. R. (2015)).

El procesamiento de imágenes por visión artificial resulta útil en la automatización de procesos industriales, en este caso, el diagnóstico de plagas a distancia. Este trabajo resulta útil para el diseño de recomendaciones de tratamientos para determinadas afecciones en las plantas analizadas.

Actualmente, el café es uno de los recursos naturales más consumidos tanto en el mundo como en el Perú. Por ello, es menester garantizar la calidad en los granos de café, pues esto afectará considerablemente en el precio y posicionamiento en mercados altamente competentes; asimismo, el cultivo de este representa el principal ingreso para algunas familias, el cual se ve amenazado entre otras plagas, por la más perniciosa: La Roya Amarilla. La Roya Amarilla se propaga fácilmente a través del aire, una vez que cae en un cultivo de café, ataca directamente en las hojas, almacenándose en forma de esporas en el envés de estas, y al paso de días consume las hojas hasta defoliar completamente la planta infectada. Debido a ello, la planta no puede adquirir los nutrientes necesarios del sol, pues necesita las hojas como receptores; en consecuencia, el fruto del café (granos) no se desarrollan con normalidad, y por ende su calidad y cantidad de cosecha es baja. Aun cuando no existe una solución absoluta para la erradicación de esta plaga, se la puede controlar; es decir, a través de un proceso manual y exhaustivo los caficultores pueden aplicar una solución bioquímica en la planta que detenga el desarrollo del hongo en las hojas, pero no acaba con ellas, solo se puede prolongar el tiempo de vida de la planta de café. Esto es posible, solo si se detecta en sus inicios la presencia de las esporas en las hojas, pues de haber germinado el hongo sería en vano cualquier intento de recuperar la planta, con lo que solo quedaría el exterminio de la planta. Frente a este panorama, se propone una solución a través del aprendizaje máquina y procesamiento de imágenes, con el fin de automatizar el proceso de detección de la Roya en las hojas y calcular de manera más precisa la severidad del hongo. El proceso comienza en tomar fotografías a las hojas en un espacio semi controlado (con fondo blanco), luego se guardan todas las imágenes de las que se quiera conocer el porcentaje de severidad y ejecutar el programa propuesto, al término de ello el software muestra un reporte estadístico con el grado de incidencia por hoja según la clasificación de severidad que corresponda. Finalmente, hay que destacar que, de manera funcional, el aprendizaje máquina será vital para descartar si hay presencia de roya en la hoja analizada, y luego si la hoja está infectada, con el método de procesamiento de imágenes se calculará de manera más precisa el porcentaje de severidad considerando el área de la hoja examinada (Barriga Pozada, A. C. C., & Arrasco Ordoñez, C. S.).

Para el entrenamiento del sistema experto es necesario tener en cuenta la toma de datos. Este documento muestra una técnica útil para construir el conjunto de datos de manera que el sistema experto móvil pueda reconocer las imágenes y analizarlas para dar un diagnóstico.

Se construyó un sistema experto para el diagnóstico de plagas insectiles de maíz en Centroamérica, con el propósito de poner a disposición el conocimiento técnico para el diagnóstico de insectos plagas, y de esta manera facilitar el manejo integrado de plagas en este cultivo. El trabajo se hizo en base al conocimiento adquirido de expertos del proyecto de manejo integrado de plagas, ubicado en el Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza (CATIE). Se

utilizó un sistema experto Shell específico de diagnóstico, para su construcción. El sistema experto es capaz de diagnosticar 52 insectos plagas de maíz, por medio de seis módulos de inferencia. Se usa como criterios: la fenología de la planta, órgano de la planta dañado, forma general del insecto, forma específica de insecto, daño general, daño específico, el orden del insecto y la familia del insecto. Además, puede dar información adicional del insecto sobre sinonimias, nombre común, ciclo de vida, daño, situación de la plaga, y control. El sistema trabaja en el sistema operativo MS-DOS compatible con IBM y con el shell VP-EXPERT, una capacidad de memoria principal de 512Kb, y con dos disquetes de 360 Kb o uno de 720 Kb, o disco duro. Luego se realizó una evaluación de facilidad de uso del Shell diseñado para la elaboración de sistemas expertos, dedicados al diagnóstico de plagas insectíles. El propósito es comparar el nivel educacional del usuario al que se le facilita el manejo del shell. Se usó un diseño completo al azar con siete tratamientos y diez observaciones. Los tratamientos fueron: secretaria, auxiliar de laboratorio, extensionista, técnico medio (ingeniero o licenciado), técnico medio que conoce de plagas (ingeniero o licenciado), master (MS) y doctor (PhD). Los resultados muestran que no hubo diferencia significativa entre el rango evaluado, a excepción de la facilidad. En consecuencia, se concluyó que el Shell presenta la operacionalidad en su manejo y que puede ser utilizado por cualquier nivel educacional dentro del rango estudiado. Por último, se comparó el sistema experto con el libro guía "Las plagas invertebradas de cultivos anuales alimenticios en América Central". Se utilizó un diseño de bloques completos al azar con dos tratamientos y 18 repeticiones, cada repetición fue una persona. Los resultados demuestran la superioridad del sistema experto sobre el libro guía; estadísticamente tiene más aciertos, requiere menos tiempo en dar respuesta y la relación aciertos/tiempo es mayor (Cisneros, F. L. M. (1991)).

Se refleja la diferencia de tiempo que toma diagnosticar plagas utilizando los sistemas expertos comparados con el análisis manual, demostrando que el proceso automatizado es más eficiente.

El diagnóstico de plagas y enfermedades es uno de los retos que afronta el sector agrícola. Para dicho fin, se han utilizado herramientas con inteligencia artificial, ya que ha tomado mayor interés en los últimos años tanto para la investigación como para la solución de problemas cotidianos (Montoya, J. U, 2016).

2.1 REDES NEURONALES

En este trabajo de tesis se propone una estructura de una red neuronal convolucional (CNN) para la identificación de sistemas no lineales, lo cual conlleva ventajas sobre otros tipos de redes neuronales como evitar mínimos locales y efectos del ruido. Por medio de dos paradigmas de aprendizaje, supervisado y no supervisado, se realiza la identificación. Además, se realizan comparaciones entre la CNN y un perceptrón multicapa (MLP), y cambiando la cantidad de elementos en las capas de la CNN. Los métodos propuestos son validados con tres conjuntos de datos de prueba (Pacheco, M. A. (2017)).

Presenta el operador de convolución, el cual ayuda a comprender la operación realizada sobre sistemas no lineales.

2.2 SISTEMAS EXPERTOS

Los sistemas expertos se definen como “aquel programa de ordenador que contiene la erudición de un especialista humano versado en un determinado campo de aplicación” (Díez, R. P., Gómez, A. G., & de Abajo Martínez, N, 2001), es decir, se especializan en realizar procesos dedicados en áreas del conocimiento específicas que pueden ser automatizadas.

Para que los sistemas expertos puedan realizar actividades de expertos humanos, estos deben poder resolver el problema planteado, elaborar soluciones con información incompleta, reestructurar y aprender conocimientos.

Se plantean a los sistemas expertos como consultores, lo cuales pueden suministrar ayuda o asistencia completa en la labor de un experto humano con un razonable grado de fiabilidad (Castillo, E., Gutiérrez, J. M., & Hadi, A. S, 1997). Existen varias implementaciones de los sistemas expertos, por ejemplo, en transacciones bancarias, control de tráfico, problemas de planificación, agentes secretos, diagnósticos médicos o control de plagas.

2.3 INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA AGROINDUSTRIA

El sector de la agroindustria ha encontrado en la inteligencia artificial cierto interés en el control de cultivos y detección de plagas (Piscoya Verona, J. E, 2014). Gracias a las herramientas orientadas al control de plagas en cultivos es posible llevar a cabo diagnósticos y tratamientos de las afecciones.

Los sistemas expertos con visión artificial se pueden encontrar como analizadores de áreas pequeñas y de área extensa. El reconocimiento de imágenes facilita la detección de afecciones en cultivos que se encuentren en áreas extensas, lo cual produce beneficios económicos en la asistencia del sector agrícola (Flórez, C. A. C., Hurtado, D. A., & Sandoval, O. L. R, 2015).

Es pertinente implementar sistemas de visión artificial para la detección de plagas en cultivos, debido a que “se demostró la disminución del tiempo promedio que le toma a un agricultor realizar el proceso de identificación”(Ferreñan, P., & Enrique, J, 2019). Construir un sistema experto móvil, es decir, implementado sobre un dispositivo móvil que cuente con cámara fotográfica, puede llevar a que no solo se obtenga un diagnóstico rápido, sino también información sobre la plaga, enfermedades y agroquímicos que se pueden utilizar para el tratamiento.

3. DISEÑO METODOLÓGICO

3.1 MATERIALES

- Dispositivo móvil, necesarios para realizar toma de imágenes y conjuntos de datos
- Selección del cultivo de espárragos dispuesta por la empresa (Espárragos Sol Verde S.A.S)
- 2 ordenadores de sobremesa para trabajo conjunto
- Software para codificación, librerías y acceso a internet.
- 2 documentadores e implementadores de código de aplicación

3.2 LIBRERÍAS Y HERRAMIENTAS

Para el desarrollo del sistema de caracterización se requiere el uso de librerías que proporcionen herramientas para procesamiento y clasificación de imágenes.

- Keras/TensorFlow
- Python

3.3 PROCEDIMIENTO

El proyecto se desarrolla bajo la siguiente metodología, donde se encuentran actividades a realizar para lograr los objetivos específicos:

3.3.1 Objetivo específico 1:

3.3.1.1 Consultar con agrónomo experto sobre las afecciones más recurrentes del cultivo de espárragos: Se consulta al experto del tema en Espárragos Sol Verde, con el fin de obtener claridad y fijar un rango más específico de las afecciones más recurrentes.

3.3.1.2 Obtener fotografías de espárragos por internet o tomadas en campo: Con base en la información proporcionada en el inciso anterior, se realizan búsquedas de fotografías de espárragos con las plagas, enfermedades y sanos, estas fotos pueden ser tomadas en los cultivos que disponga la empresa para la actividad.

3.3.1.3 Validar datos: Se realiza una evaluación de las fotografías con el agrónomo experto, garantizando la fiabilidad y usabilidad de los datos para clasificarlos.

3.3.1.4 Elaborar conjunto de datos: Se reúnen las imágenes validadas en una carpeta alojada en ordenadores, etiquetando cada una de las imágenes con la enfermedad que padecen (si lo hacen) y su severidad.

3.3.2 Objetivo específico 2:

3.3.2.1 Clasificar conjunto de datos: La clasificación se lleva a cabo en una reunión con el agrónomo experto, y, utilizando documentación confiable, se reparten las imágenes del conjunto de datos en subcarpetas, para que haya una segmentación más clara de los datos de acuerdo con ciertas plagas y enfermedades propuestas en las imágenes.

3.3.3 Objetivo específico 3:

3.3.3.1 Construir modelo de entrenamiento: Utilizando los datos segmentados, se debe implementar por software, un sistema de clasificación por redes neuronales.

3.3.3.2 Generar archivo de entrenamiento: Se crea el archivo de entrenamiento, el cual se activa en la lectura del modelo de la red neuronal. Se genera entrenando la red neuronal con el conjunto de datos entregados al modelo de entrenamiento.

3.3.4 Objetivo específico 4:

3.3.4.1 Crear diseño del sistema: Se diseña la arquitectura del sistema, tomando en cuenta los tratamientos que tiene cada plaga y enfermedad para realizar las recomendaciones. Se utilizan diagramas UML.

3.3.4.2 Implementación del sistema: Implementar el sistema experto en el ordenador, facilitando las pruebas de entradas y salidas. Las pruebas del sistema se realizan ingresando un conjunto de imágenes de las plantas y opcional la especificación de enfermedad o plaga que tenga el cultivo como parámetro de entrada, esperando de salida la etiqueta de una clase, que especifica la enfermedad, plaga o sanidad, la severidad de esta, así como las recomendaciones y tratamientos.

3.3.5 Objetivo específico 5:

3.3.5.1 Pruebas: Las pruebas deben describir las entradas y salidas, y definir si los datos obtenidos en las muestras son válidos. Documentar las conclusiones en el documento de pruebas.

3.3.5.2 Recolección de entregable: Alojarse en un repositorio la documentación del diseño del sistema experto, así como las pruebas entregadas y su implementación en código.

4. CRONOGRAMA

ACTIVIDADES	PERÍODO DE 4 MESES															
	Mes 1				Mes 2				Mes 3				Mes 4			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Objetivo específico 1																
Consultar con agrónomo experto sobre las afecciones más recurrentes del cultivo de espárragos																
Obtener fotografías de espárragos por internet o tomadas en campo																
Validar datos																
Elaborar conjunto de datos																
Objetivo específico 2																
Clasificar conjunto de datos																
Objetivo específico 3																
Construir modelo de entrenamiento																
Generar archivo de entrenamiento																
Objetivo específico 4																
Crear diseño del sistema																
Implementación del sistema																
Objetivo específico 5																
Pruebas																
Recolección de entregables																

Figura 2. Cronograma de actividades del proyecto

5. DESARROLLO DEL PROYECTO

5.1 FUNCIONAMIENTO DE LAS REDES NEURONALES

Hace referencia a redes neuronales artificiales. Las redes neuronales artificiales (ANN) representan un sistema de computación distribuida, la cual se basa en el sistema nervioso del ser humano. En cierta forma, las ANN son un modo de emular la acción de aprendizaje del humano, disponiendo de un conjunto de redes de elementos simples (elementos fundamentales) interconectadas masivamente en paralelo en una organización jerárquica, las cuales consiguen interactuar con objetos del mundo real de manera análoga a como lo hacen redes neuronales biológicas (Barrantes Angulo, C. J., & Vigo Portilla, L. A. (2015)).

Una de las características más importantes de una ANN es su capacidad de reconocer y aprender de un grupo de datos que generan patrones, es decir, formular un modelo de ajuste de datos para asociar tal patrón a un grupo diferente y semejante de datos (Matich, D. J. (2001)).

5.1.1 Redes neuronales convolucionales

Dentro de los tipos de redes neuronales artificiales radica un grupo de redes llamadas redes neuronales convolucionales (CNN), las cuales son redes jerárquicas compuesta de capas de convolución principalmente (Salas, R. (2004)), que alternándose con capas de submuestreo (subsampling layers) logran realizar muestreos matrices bidimensionales, resultan útiles para la clasificación y división de imágenes, usadas principalmente sobre tareas de visión artificial.

Las CNN contienen varias capas de filtrado (Ciresan, D. C., Meier, U., Masci, J., Gambardella, L. M., & Schmidhuber, J. (2011, June)) (convoluciones) bidimensionales. Se pueden encontrar múltiples capas, que de inicio a fin de la red se encuentran como:

- Capa de extracción de datos, donde se extraen las características de los datos o imágenes a procesar en la red.
- Neuronas convolucionales, semejantes a procesadores de matrices que realizan operaciones sobre datos bidimensionales, calculando las salidas de dichas neuronas, Y_j es una matriz resultante de combinaciones lineales, Y_i de las neuronas de las capas anteriores procesadas en núcleos convolucionales, K_{ij} que corresponden a tal conexión, $Y_i : Y_j$. La suma de todos los núcleos K se añade a la influencia b_j y pasan por la función de activación no lineal g .
- Neuronas de reducción, pueden llevar a cabo operaciones como Max-pooling
- Neuronas de clasificación, donde su salida expresa la clase a la cual el modelo apunta como semejante.

De cierta forma se puede pensar que una red neuronal es como un infante, el cual puede percibir información de lo que hay a su alrededor. Si se expone al infante a un conjunto de cosas específicas, él aprenderá a reconocer tales cosas, por ejemplo; si al niño se le muestran muchos perros, él podrá identificar un perro cuando lo vea. Así mismo, si una red neuronal es entrenada con muchas imágenes sobre una cosa en específico, aprenderá a reconocerlas.

5.2 DEFINICIÓN DE LAS HERRAMIENTAS PARA EL DESARROLLO DE LA APLICACIÓN

Existen diferentes herramientas para el uso de redes neuronales en distintos lenguajes y entornos de programación, para la selección de herramientas de las que haremos uso en el desarrollo tenemos en cuenta el conocimiento que poseemos en diversos lenguajes, así como otros elementos que faciliten el desarrollo en conjunto de forma remota.

Se eligió Python como lenguaje de programación para el desarrollo del prototipo de aplicación, debido a lo práctico que resulta a la hora de desarrollar y encontrar librerías que proporcionan las utilidades requeridas para el uso de redes neuronales, como lo son:

- TensorFlow: Librería de código abierto para computación numérica y aprendizaje de máquina a gran escala.
- Keras: API escrita en Python para el trabajo con redes neuronales, es capaz de ejecutarse sobre TensorFlow

Además de estas librerías se hace uso de Google Colab, que permite el desarrollo en conjunto por medio de un bloc de notas compartido en el que se puede escribir y ejecutar código en Python para el caso específico. También se requiere Google Drive para el manejo de carpetas del dataset y los archivos de programa.

5.3 SELECCIÓN DEL CASO DE PRUEBA ESPECÍFICO PARA LA APLICACIÓN

Para el desarrollo del prototipo de aplicación se requiere seleccionar un caso de prueba específico, sea una enfermedad o una plaga de la que se pueda tomar una cantidad de datos relevantes para el entrenamiento de la red neuronal.

Se deben tener en cuenta las condiciones ambientales para esta selección, al ser una planta nativa del mediterráneo con suelos diferentes al que se encuentra en la región del eje cafetero, tenemos otros factores determinantes para la aparición de afecciones en los cultivos. En esta región se cuenta con temporadas de lluvias (invierno), y temporadas secas (verano), y dependiendo de estas hay diferentes ambientes propicios para plagas o enfermedades.

Entre las enfermedades más comunes que podemos encontrar en el espárrago verde tenemos:

- Roya: Enfermedad producida por el hongo Puccinia asparagi, común durante sequías prolongadas. Aparece en forma de pústulos en los tallos y follaje, las partes atacadas se secan y debilitan la planta.
- Cercospora: Enfermedad causada por el hongo Cercospora asparagi, en condiciones de humedad relativa muy alta. Se presenta con lesiones necróticas ovales en tallo y follaje de la planta, desde el tercio inferior avanzando hasta el tercio superior de la planta, llegando a causar su defoliación y que la planta se seque.
- Fusariosis: Se causa por distintas variedades del hongo Fusarium (oxysporum, spp, proliferatum), provoca la podredumbre de rizomas y raíces del espárrago.

Y las plagas:

- Gusano de alambre: Insectos de alrededor de 1 cm de largo que dejan mordeduras y taladros en órganos subterráneos de la planta, provocando que esta se debilite.
- Gusano blanco: Insectos de hasta 3 cm de largo que atacan y destruyen la parte subterránea de la planta.
- Mosca del espárrago: Insectos cuyas larvas forman galerías subepidérmicas en el tallo, haciendo que posteriormente este se marchite y muera, dejando la planta muy débil.

Con un agrónomo con más de 25 años de experiencia trabajando con espárragos en la región se obtuvo asesoría sobre los cultivos y sobre la facilidad para la recolección de información de las enfermedades y plagas del espárrago verde; por las condiciones ambientales que se presentaban en el momento de la recolección de datos, la afectación de la que más muestras se podían tener disponibles es la de *Cercospora* espárrago. Con esta determinación se procede a tomar la información respectiva sobre la enfermedad, sus causas y tratamientos en las diferentes etapas que esta presenta.

5.4 DECISIONES DE DESARROLLO RESPECTO AL CASO DE PRUEBA Y GENERALIDADES

Las muestras fotográficas se tomaron en campo, de forma que las plantas se encuentran en un ambiente natural de cultivo, esto permite que al procesar las imágenes, se identifiquen los detalles de la planta de espárrago estando rodeada de otras plantas y tierra.

Las imágenes se clasifican en dos clases, plantas sanas, es decir, que no presentan la enfermedad de *Cercospora* espárrago, y plantas enfermas que sí la presentan. Para el entrenamiento de la red neuronal se separan las imágenes en dos carpetas, una para cada clase mencionada anteriormente.

Además de poder identificar si una planta tiene o no la enfermedad de *Cercospora* espárrago, hay información que no se puede determinar a través del procesamiento de imágenes, como lo son: humedad relativa del ambiente, clima y tercios de la planta comprometidos. Esta información se requiere para poder determinar con precisión la severidad de la enfermedad en la planta, para ellos se integra un sistema experto que le pide estos datos al usuario.

5.5 DESARROLLO DE LA APLICACIÓN

5.5.1 Red neuronal

Es usual encontrar errores al procesar imágenes de alta resolución, por lo que se habilita el procesamiento para imágenes de este tipo (pasan a estado TRUNCATED). Se establece una ruta base por la cual se encuentra el conjunto de datos de entrenamiento y validación. Se importan las librerías a utilizar en el entorno de Google Colab. Previamente se debe agregar la unidad.

```
import sys, os
```

```

from tensorflow.python.keras.preprocessing.image import
ImageDataGenerator

from tensorflow.keras.optimizers import Adam

from tensorflow.python.keras.models import Sequential

from tensorflow.python.keras.layers import Dropout, Flatten, Dense,
Activation

from tensorflow.python.keras.layers import Convolution2D, MaxPooling2D

from tensorflow.python.keras import backend as K

from PIL import ImageFile

ImageFile.LOAD_TRUNCATED_IMAGES = True

base_path = './drive/MyDrive/Aspardisid'

K.clear_session()

training_data = base_path + '/Images/Training'
validation_data = base_path + '/Images/Validation'
weight_model_path = base_path + '/Model/weights.h5'
model_path = base_path + '/Model/model.h5'

```

Se establece el tamaño que tendrá la imagen al ser procesada (256x256). Se decide entrenar la CNN en 50 épocas con 31 pasos de entrenamiento y 2 de validación por ciclo, debido al tamaño de las imágenes tomadas para el muestreo. Se usan filtros en la primera capa de convolución de 32 neuronas, la siguiente capa consta de 64 neuronas, interponiendo entre ellas capas de reducción por max-pooling. Los siguientes componentes son una capa flatten que permite convertir los datos de la capa anterior a uno bidimensional, para poder entrar a una capa de clasificación previa de 256 neuronas que usa una función de activación relu. Se usa una capa para evitar sobreajuste que esté por encima del 20%, y por último se encuentra la capa de clasificación de 2 clases. Esta última define si la imagen corresponde a un espárrago con cercospora, o si se trata de uno sano.

Se compila y se entrena el modelo para ser guardado junto a sus pesos en archivos con el formato HDF5 llamados model.h5 y weights.h5.

```

epochs = 50

width, height = 256, 256

batch_size = 8

steps = 248

validation_steps = 64

conv_filters1 = 32

```

```

conv_filters2 = 64
filter_size1 = (3, 3)
filter_size2 = (2, 2)
pool_size = (2, 2)
class_amount = 2
learning_rate = 0.0004

training_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale = 1./255,
    shear_range = 0.2,
    zoom_range = 0.2,
    horizontal_flip = True
)

test_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale = 1./255
)

training_generator = training_datagen.flow_from_directory(
    training_data,
    target_size = (height, width),
    batch_size = batch_size,
    class_mode = 'categorical'
)

validation_generator = test_datagen.flow_from_directory(
    validation_data,
    target_size = (height, width),
    batch_size = batch_size,
    class_mode = 'categorical'
)

cnn = Sequential()

```

```

cnn.add(Convolution2D(conv_filters1, filter_size1, padding = 'same',
input_shape = (width, height, 3), activation = 'relu'))

cnn.add(MaxPooling2D(pool_size = pool_size))


cnn.add(Convolution2D(conv_filters2, filter_size2, padding = 'same'))
cnn.add(MaxPooling2D(pool_size = pool_size))


cnn.add(Flatten())
cnn.add(Dense(256, activation = 'relu'))
cnn.add(Dropout(0.2))
cnn.add(Dense(class_amount, activation = 'softmax'))


cnn.compile(
    loss = 'categorical_crossentropy',
    optimizer = Adam(lr = learning_rate),
    metrics = ['accuracy']
)


cnn.fit(
    training_generator,
    steps_per_epoch = int(steps / batch_size),
    epochs = epochs,
    validation_data = validation_generator,
    validation_steps = int(validation_steps / batch_size)
)


cnn.save(model_path)
cnn.save_weights(weight_model_path)

```

5.5.2 Sistema experto

Primero se debe importar Keras para poder cargar el modelo de entrenamiento y sus pesos relacionados, y se crea una función que permita reconocer la imagen y retorne la clase a la cual pertenece, o si es una planta sana. Para este propósito, el prototipo solo cuenta con dos clases que corresponden a cercospora (valor 0) y sana (valor 1).

```
import numpy as np

from keras.preprocessing.image import load_img, img_to_array
from keras.models import load_model

base_path = './drive/MyDrive/Aspardisid'
longitud, altura = 256, 256
model = base_path + '/Model/model.h5'
weights = base_path + '/Model/weights.h5'

cnn = load_model(model)
cnn.load_weights(weights)

def diseaseRecognize(image):
    x = load_img(image, target_size=(longitud, altura))
    x = img_to_array(x)
    x = np.expand_dims(x, axis=0)
    array = cnn.predict(x)
    result = array[0]
    answer = np.argmax(result)
    return answer
```

Se utilizan listas como estructura de datos para representar de manera análoga los árboles de búsqueda, de tal manera que la ruta dada por el estado del sistema esté representada por afección, humedad, altura que ha logrado la afección y clima. Estos parámetros permiten ingresar el estado como indexación para encontrar a qué número de tratamiento relacionado a una descripción en un diccionario dentro de cada función de estado para la afección en una lista de 5 dimensiones.

```
def tratamientoCercospora(afeccion, humedad, altura, clima):
    rutas = [[
```

```

#Muy humedo
[
    [[0], [4]],    #Tercio inferior
    [[1], [5]],    #Tercio medio
    [[2], [6]]     #Tercio superior
],
#Humedo
[
    [[0], [4]],    #Tercio inferior
    [[1], [5]],    #Tercio medio
    [[2], [6]]     #Tercio superior
],
#Poco humedo
[
    [[0], [3]],    #Tercio inferior
    [[1], [5]],    #Tercio medio
    [[2], [6]]     #Tercio superior
],
#Sin humedad percibida
[
    [[0], [3]],    #Tercio inferior
    [[1], [5]],    #Tercio medio
    [[2], [6]]     #Tercio superior
]
]]

tratamientos = {
    0: "Ir a los focos y aplicar producto sistémico para frenar la
    esporulación (difeconazol).\nEn las partes del cultivo donde no hay
    pústulas se aplica fungicida protectante.\nRevisar las acumulaciones de
    humedad y reducirlas.\nRevisar la cantidad de maleza y mantener calles
    del cultivo limpias de esta.",
    1: "Cambiar a fungicida nativo en lugar de sistémico.\nA el cultivo
    sin afección se le debe proteger con fungicida sistémico y
    protectante.\nUtilizar alimentación calcio/boro después de 12 días de uso
    de los fungicidas mencionados.",

```

```

2: "Cortar y renovar follaje en plantas débiles.\nAmontonar el
residuo, tratar con fungicida y realizar dosificación de fungicida
protectante sobre el cultivo restante a cosechar.",

3: "Usar fungicidas en los focos donde se ubican las pústulas del
hongo.\nAplicar fungicidas sistémicos de categoría toxicológica baja
(línea amarilla o línea azul).",

4: "Usar fungicidas protectantes, es decir, basados en cobre, zinc,
manganeso.\nRevisar cómo aportar en apartados foliares más calcio y boro
y el fungicida protectante.\nPuede ser Yodo agrícola, Cardo Bordelés,
Manzate.\nReducir la humedad en la tierra drenando el área donde se
hospeda el espárrago.",

5: "Aplicar solo sistémico a el cultivo sin afección.\nA nivel
foliar, cambiar la dosificación de potasio y azufre.\nCombinar boro y
calcio al momento de aplicar la segunda dosis o en el cambio de
fungicida",

6: "Realizar cosecha temprana, recolectar los tallos con pústulas y
fumigarlos con fungicidas sistémicos para evitar esporulación sobre el
cultivo sano o nuevo."

}

return tratamientos[rutas[afeccion][humedad][altura][clima][0]]

```

5.5.3 Entradas de usuario

Para determinar tratamientos para la cercospora (o cualquier otra afección en el cultivo de espárragos) se deben definir entradas que permitan al usuario entregar información relacionada con:

- Clima relacionado a la estación del año, es decir, temporada de lluvia (lluvias) o temporada de sol (verano)
- Humedad del suelo donde se hospeda el espárrago
- En el caso de la cercospora se debe indicar la altura o sección del espárrago que se ve afectada por la afección definiéndolo en tercios de abajo hacia arriba (tercio inferior, tercio medio, tercio superior)

5.5.4 Estados

5.5.4.1 Clima

El clima se puede encontrar en dos estados: 0 si la temporada indica un clima cálido y de pocas precipitaciones, o 1 si es una temporada lluviosa o fría.

5.5.4.2 Altura de la afección

Los espárragos se dividen en tres partes:

- Tercio inferior
- Tercio medio
- Tercio superior

5.5.4.3 Humedad

Se define qué tan húmeda es la tierra. Para efectos prácticos se establecen convenciones como muy húmedo, húmedo, poco húmedo, sin humedad percibida.

```
def mostrarOpcionesCercospora():  
    print('Clima\n0. Frío\n1. Cálido\n')  
    print('Altura de la afección\n0. Tercio inferior\n1. Tercio medio\n2.  
Tercio superior\n')  
    print('Humedad del suelo\n0. Muy húmedo\n1. Húmedo\n2. Poco  
húmedo\n3. Sin humedad percibida')  
  
def estado(image):  
    cercospora = 0  
    sana = 1  
    afeccion = diseaseRecognize(image)  
  
    if afeccion == sana:  
        return [1]  
    elif afeccion == cercospora:  
        mostrarOpcionesCercospora()  
        clima = int(input('Ingrese el clima: '))  
        altura = int(input('Ingrese el tercio más alto afectado por la  
cercospora: '))  
        humedad = int(input('Ingrese una descripción de la humedad del  
suelo: '))  
        return tratamientoCercospora(afeccion, humedad, altura, clima)  
  
print("\n", estado(base_path + '/80113789.jpg'))
```

La manera en la que se utiliza se expresa en la última línea, donde se encuentra la línea base de la ruta donde se deben encontrar las imágenes. Las imágenes deben estar cargadas en la carpeta

principal del proyecto llamado Aspardisid. Seguido de un "/" se debe agregar el nombre de la imagen en formatos JPG o PNG. En este caso se utiliza la imagen llamada "80113789.jpg". A partir de este punto se encuentra un ejemplo de la salida generada por pantalla del sistema:

```
Clima
0. Frío
1. Cálido

Altura de la afección
0. Tercio inferior
1. Tercio medio
2. Tercio superior

Humedad del suelo
0. Muy húmedo
1. Húmedo
2. Poco húmedo
3. Sin humedad percibida
Ingrese el clima: 0
Ingrese el tercio más alto afectado por la cercospora: 1
Ingrese una descripción de la humedad del suelo: 2

Cambiar a fungicida nativo en lugar de sistémico.
A el cultivo sin afección se le debe proteger con fungicida sistémico y protectante.
Utilizar alimentación calcio/boro después de 12 días de uso de los fungicidas mencionados.
```

Figura 3. Ejemplo de prueba del sistema

6. CONCLUSIONES

Con las pruebas realizadas con imágenes de internet se determina una precisión basada en la similitud a las imágenes tomadas en campo. Hay casos que se salen del ambiente natural de las plantas que no se tomaron en cuenta a la hora de realizar las fotos para el dataset, siendo el siguiente un caso específico en el que no se determina de manera correcta la condición de la planta.



Figura 4. Caso de determinación incorrecta

Este error de determinación se da por la orientación y el fondo de la imagen, puesto que para la toma de fotografías se tuvo en cuenta el ambiente natural en el que se encuentran las plantas y su orientación con respecto al suelo, es decir, los tallos se encuentran de forma vertical en la naturaleza. Para dar solución a esto se puede hacer el procesamiento de las fotos en diferentes orientaciones, además se requiere hacer fotografías de las plantas en distintas condiciones, como

el color de fondo o de otros elementos que la rodeen fuera del ambiente natural en el que se encuentre.

6.1 TRABAJO A FUTURO

A partir de las conclusiones obtenidas, se puede determinar que sería posible construir una red neuronal más robusta, siendo entrenada con otras enfermedades y plagas que afecten los cultivos de espárragos e integrar esto a un sistema más completo que permita no solo identificar las afecciones y su severidad en los cultivos de espárrago, sino también llevar un registro del estado de diferentes cultivos y su avance, haciendo el proceso de muestreo de las plantas de forma automática por medio de sensores en lugares estratégicos o representativos de los cultivos.

7. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Barrantes Angulo, C. J., & Vigo Portilla, L. A. (2015). Sistema Experto móvil para el diagnóstico y manejo integral de plagas en el arroz.
- [2] Barriga Pozada, A. C. C., & Arrasco Ordoñez, C. S. Diagnóstico automático de Roya Amarilla en hojas de cafeto aplicando técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje de máquina.
- [3] Bula, H. D., Aramendiz, H., Salas, D., Vergara, W. E., & Villadiego, A. L. (2013). Sistema Experto para el diagnóstico de plagas y enfermedades en los cultivos de berenjena (*Solanum Melongena* L.) en la región Caribe de Colombia. *Ingeniería e Innovación*, 1(1).
- [4] Castillo, E., Gutiérrez, J. M., & Hadi, A. S. (1997). Sistemas expertos y modelos de redes probabilísticas. *Academia de Ingeniería*.
- [5] Ciresan, D. C., Meier, U., Masci, J., Gambardella, L. M., & Schmidhuber, J. (2011, June). Flexible, high performance convolutional neural networks for image classification. In *Twenty-second international joint conference on artificial intelligence*.
- [6] Cisneros, F. L. M. (1991). Sistema experto para diagnóstico de plagas insectiles de maíz (*Zea mays* L.) en Centro América. *Agronomía Mesoamericana*, 80-88.
- [7] Díez, R. P., Gómez, A. G., & de Abajo Martínez, N. (2001). Introducción a la inteligencia artificial: sistemas expertos, redes neuronales artificiales y computación evolutiva. *Universidad de Oviedo*.
- [8] Ferreñan, P., & Enrique, J. (2019). Sistema de visión artificial para apoyar en la identificación de plagas y enfermedades del cultivo de sandía en el distrito de Ferreñafe.
- [9] Flórez, C. A. C., Hurtado, D. A., & Sandoval, O. L. R. (2015). Procesamiento de imágenes para reconocimiento de daños causados por plagas en el cultivo de *Begonia semperflorens* (flor de azúcar). *Acta Agronómica*, 64(3), 273-279.
- [10] Marco, V. (2001). Modelización de la tasa de desarrollo de insectos en función de la temperatura. Aplicación al manejo integrado de plagas mediante el método de grados-día. *Bol. SEA*, 28, 147-150.
- [11] Matich, D. J. (2001). Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones. *Universidad Tecnológica Nacional, México*.
- [12] Montoya, J. U. (2016). Sistema inteligente para el control de plagas en cultivos. *Revista Electrónica de la Facultad de Ingeniería*, 3(2), 28-34.
- [13] Pacheco, M. A. (2017). Identificación de sistemas no lineales con redes neuronales convolucionales.
- [14] Piscoya Verona, J. E. (2014). Desarrollo de un sistema inteligente de ayuda al control integrado de plagas en el cultivo de arroz.
- [15] Salas, R. (2004). Redes neuronales artificiales. *Universidad de Valparaíso. Departamento de Computación*, 1.
- [16] Vargas-Jarquín, E., Alvarado-Moya, J. P., Muñoz, C., Umaña, D., Alarcon, T., Rodríguez, R., & Guevara, M. A. (2012). Monitoreo asistido de plantaciones agrícolas: Técnicas de procesamiento digital de imágenes e inteligencia artificial para diagnosticar y controlar la

incidencia de la Sigatoka Negra (*Mycosphaerella fijiensis* var *diformis* Morelet) en plantaciones de banano (*Musa* spp. cv. AAA) y plátano curraré (*Musa* spp. cv. AAB).